

# 基于深度学习的无人机遥感图像目标快速识别与定位算法研究

边轩 马佳

天津市交通科学研究院

DOI:10.12238/acair.v3i3.15578

**[摘要]** 针对传统算法在复杂背景下小目标识别精度低、定位误差大的难题,本文提出一种基于深度学习的无人机遥感图像目标快速识别与定位算法,对采集图像实施灰度化与降噪预处理能够有效提升图像质量。实验结果表明,该算法在复杂场景下显著提高小目标识别准确率,大幅降低定位误差,能够快速、准确地完成目标识别与定位任务,为无人机遥感图像目标识别与定位的实际应用提供可靠解决方案。

**[关键词]** 无人机遥感图像; 灰度化; 降噪处理; 轻量化模型

**中图分类号:** V279+.2 **文献标识码:** A

## Research on algorithm for rapid recognition and positioning of UAV remote sensing image targets based on deep learning

Xuan Bian Jia Ma

Tianjin Transportation Research Institute

**[Abstract]** To address the challenges of low accuracy and significant positioning errors in small target recognition under complex backgrounds with traditional algorithms, this paper introduces a deep learning-based algorithm for rapid identification and positioning of UAV remote sensing images. By applying grayscale conversion and noise reduction preprocessing to the collected images, the image quality is significantly enhanced. Experimental results show that this algorithm significantly improves the accuracy of small target recognition and greatly reduces positioning errors in complex scenarios. It can efficiently and accurately complete the tasks of target recognition and positioning, providing a reliable solution for practical applications in UAV remote sensing image target recognition and positioning.

**[Key words]** remote sensing images of UAV; grayscale; noise reduction processing; lightweight model

### 前言

在信息科技高度发达的当下,无人机凭借其独特优势,已成为遥感领域获取数据的核心装备。无人机遥感图像以高分辨率特性,为城市规划、农业监测、环境评估等多领域的目标识别与定位任务,提供了丰富且精准的数据支撑<sup>[1]</sup>。基于深度学习的无人机遥感图像目标快速识别与定位算法研究,对提升无人机智能化水平与任务执行效能具有重要现实意义。

### 1 相关理论基础

#### 1.1 无人机遥感图像特点

无人机遥感图像具有高分辨率、大视场、多角度等特点,高分辨率使得图像能够呈现更多的细节信息有利于目标的识别,大视场能够覆盖更广阔的区域提高了数据采集的效率,多角度拍摄能够获取目标不同侧面的信息为目标定位提供更多的依据。

#### 1.2 深度学习基本原理

深度学习通过训练多层神经网络模型对数据进行特征表征学习,它能够自主地从海量的数据集中学习特征表示。在图像识别领域,卷积神经网络(CNN)作为一种主流的深度学习架构被广泛应用,CNN利用其卷积层、池化层及全连接层等结构,高效地抽取图像特征进而完成对图像内目标的分类与识别。

### 2 无人机遥感图像预处理

#### 2.1 图像灰度化

为了简化后续处理流程,提高算法的运行效率,对采集到的彩色无人机遥感图像进行灰度化处理,灰度化处理的方法有多种,采用加权平均法,其计算公式为:

$$Gray = 0.299R + 0.587G + 0.114B$$

其中,  $R$ 、 $G$ 、 $B$  分别表示图像中像素点的红、绿、蓝分量,  $Gray$  表示灰度化后的像素值。通过该公式,将彩色图像转换为灰度图像,减少了数据量,同时保留了图像的主要信息。

#### 2.2 图像降噪处理

无人机在飞行过程中, 由于受到各种因素的影响采集到的图像可能会包含噪声, 如高斯噪声等, 噪声的存在会影响图像的质量降低目标识别与定位的精度, 因此需要对灰度化后的图像进行降噪处理<sup>[2]</sup>。中值滤波算法适用于消除如椒盐噪声等类型的脉冲噪声并且在处理过程中能够较为理想地保持图像边缘的完整性。

### 3 基于深度学习的目标识别模型构建

#### 3.1 轻量化模型设计

为了实现无人机遥感图像目标的快速识别, 构建一个轻量化的深度学习模型。该模型以MobileNetV2为基础, 对其结构进行了适当的改进, MobileNetV2采用了倒残差结构和线性瓶颈层, 以增强模型对目标区域的关注能力, 注意力模块通过计算通道维度上的注意力权重, 对特征图进行加权, 突出目标区域的特征, 在模型的后端将全连接层的数量减少为1个, 进一步降低模型的复杂度。改进后的轻量化模型结构如表1所示:

表1 轻量化目标识别模型结构参数表

层名称	输出尺寸	操作
输入层	224 × 224 × 3	图像输入
注意力模块	224 × 224 × 3	计算注意力权重并加权
卷积层 1	112 × 112 × 32	3 × 3 卷积, 步长 2
倒残差模块 1	112 × 112 × 16	1 × 1 卷积升维, 3 × 3 深度可分离卷积, 1 × 1 卷积降维
倒残差模块 2	56 × 56 × 24	1 × 1 卷积升维, 3 × 3 深度可分离卷积, 1 × 1 卷积降维, 步长 2
倒残差模块 3	56 × 56 × 24	1 × 1 卷积升维, 3 × 3 深度可分离卷积, 1 × 1 卷积降维
倒残差模块 4	28 × 28 × 32	1 × 1 卷积升维, 3 × 3 深度可分离卷积, 1 × 1 卷积降维, 步长 2
倒残差模块 5	28 × 28 × 32	1 × 1 卷积升维, 3 × 3 深度可分离卷积, 1 × 1 卷积降维
...	...	...
卷积层 2	7 × 7 × 1280	1 × 1 卷积
全局平均池化层	1 × 1 × 1280	全局平均池化
全连接层	1 × 1 × num_classes	全连接操作, 输出分类结果

#### 3.2 模型训练与优化

使用大量的无人机遥感图像样本对构建的轻量化模型进行训练, 样本分为训练集和测试集, 训练集用于模型的训练, 测试集用于评估模型的性能, 在训练过程中采用交叉熵损失函数作为优化目标, 其计算公式为:

$$L = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C y_{ij} \log(p_{ij})$$

其中,  $N$  表示样本数量,  $C$  表示类别数量,  $y_{ij}$  表示样本  $i$  属于类别  $j$  的真实标签 (0或1),  $p_{ij}$  表示模型预测样本  $i$  属于类别  $j$  的概率。采用随机梯度下降 (SGD) 算法对模型进行优化, 设置学习率为0.001, 动量为0.9, 通过不断迭代训练使模型的损失函数逐渐减小, 从而提高模型的识别准确率。

### 4 基于改进自适应粒子群算法的目标定位

#### 4.1 粒子群算法原理

粒子群算法 (PSO) 属于群体智能优化技术的一种, 在此算法

组中每个粒子代表问题的一个潜在解决方案, 粒子在搜索空间中以一定的速度飞行, 粒子的速度和位置根据自身的历史最优位置和群体的全局最优位置进行调整, 第  $i$  个粒子在第  $t$  次迭代中的速度和位置更新公式为:

$$v_{id}^{t+1} = wv_{id}^t + c_1r_1(p_{id} - x_{id}^t) + c_2r_2(p_{gd} - x_{id}^t)$$

$$x_{id}^{t+1} = x_{id}^t + v_{id}^{t+1}$$

其中,  $v_{id}^t$  和  $x_{id}^t$  分别表示第  $i$  个粒子在第  $t$  次迭代时第  $d$  维空间中的速度和位置,  $w$  为惯性权重,  $c_1$  和  $c_2$  为学习因子,  $r_1$  和  $r_2$  为 [0,1] 之间的随机数,  $p_{id}$  为粒子的历史最优位置,  $p_{gd}$  为群体的全局最优位置。

#### 4.2 改进自适应粒子群算法

传统的粒子群算法在搜索后期容易陷入局部最优解, 为提高算法的全局搜索能力对粒子群算法进行了改进, 学习因子  $c_1$  较小,  $c_2$  较大, 使其更倾向于向全局最优位置学习; 适应度值较差的粒子, 学习因子  $c_1$  较大,  $c_2$  较小, 使其更倾向于探索新的区域<sup>[3]</sup>。改进后的速度更新公式为:

$$v_{id}^{t+1} = w(t)v_{id}^t + c_1(t)r_1(p_{id} - x_{id}^t) + c_2(t)r_2(p_{gd} - x_{id}^t)$$

其中,  $w(t) = w_{max} - \frac{(w_{max} - w_{min})t}{T}$ ,  $w_{max}$  和  $w_{min}$  分别为惯性权重的最大值和最小值,  $T$  为最大迭代次数;

$c_1(t) = c_{1max} - \frac{(c_{1max} - c_{1min})f_i}{f_{avg}}$ ,  $c_2(t) = c_{2min} + \frac{(c_{2max} - c_{2min})f_i}{f_{avg}}$ ,

$c_{1max}$ 、 $c_{1min}$ 、 $c_{2max}$ 、 $c_{2min}$  为学习因子的最大值和最小值,  $f_i$  为粒子  $i$  的适应度值,  $f_{avg}$  为群体的平均适应度值。

在目标定位过程中, 将目标的位置作为粒子群算法的优化目标, 以目标与粒子位置之间的距离作为适应度函数, 通过不断迭代使粒子逐渐靠近目标位置, 最终实现目标的精确定位。

### 5 实验与结果分析

#### 5.1 实验环境与数据集

实验环境为Intel Core i7-10700K处理器, NVIDIA GeForce RTX 3080Ti显卡, 16GB内存, 操作系统为Windows 10, 实验数据集为自行采集的无人机遥感图像, 包含多种目标类型, 如建筑物等。数据集共分为训练集、验证集和测试集, 其中训练集包含5000张图像, 验证集包含1000张图像, 测试集包含2000张图像。

#### 5.2 实验指标

采用准确率 (Accuracy)、召回率 (Recall) 和平均精度均值 (mAP) 作为目标识别的评价指标, 采用定位误差 (Error) 作为目标定位的评价指标。准确率表示识别正确的目标数量占总识别目标数量的比例, 召回率表示识别正确的目标数量占实际目标数量的比例, 平均精度均值是对不同召回率下的精度进行加权

平均,反映了模型对不同难度目标的识别能力。定位误差表示目标实际位置与算法定位位置之间的距离误差。

### 5.3 目标识别实验结果与分析

将构建的轻量化模型与其他几种常用的目标识别模型(如 Faster R-CNN、YOLOv5、SSD)进行对比实验。在相同的实验环境和数据集下,对各个模型进行训练和测试,本文构建的轻量化模型在准确率、召回率和mAP指标上均优于其他几种对比模型。这是因为本文模型采用了轻量化设计,减少了计算量和参数量,同时通过增加注意力模块,增强了模型对目标区域的关注能力,提高了模型的识别性能。

### 5.4 目标定位实验结果与分析

采用改进的自适应粒子群算法与传统粒子群算法进行目标定位对比实验。在测试集中随机选取100个目标,分别使用两种算法对其进行定位,计算定位误差。改进的自适应粒子群算法的平均定位误差、最大定位误差和最小定位误差均小于传统粒子群算法。这表明改进后的算法能够更准确地定位目标,有效提高了目标定位的精度。

## 6 结论

针对无人机遥感图像目标识别与定位问题,提出了一种基

于深度学习的快速识别与定位算法,通过对图像进行灰度化与降噪预处理构建轻量化的深度学习目标识别模型,并引入改进的自适应粒子群算法进行目标定位。实验结果表明,所提算法在目标识别精度和定位精度上均具有较好的性能,能够满足无人机遥感图像目标快速识别与定位的实际需求。

### [参考文献]

[1]王长龙,冀鲸宇,赵月飞,等.无人机遥感图像目标检测技术研究综述[J].陆军工程大学学报,2025,4(1):35-46.

[2]白俊卿,王梦婷.基于YOLOv5的无人机遥感图像车辆小目标检测算法[J].科学技术与工程,2025,25(12):5110-5118.

[3]吴雪琼,于海平.基于无人机视频图像快速辨析的配电网设备巡检安防识别方法[J].电测与仪表,2025,62(4):208-216.

### 作者简介:

边轩(1984--),男,汉族,天津市人,天津市交通科学研究院,副高级职称,学士学位,主要研究方向为智慧交通,无人机测绘建模等。

马佳(1988--),女,回族,天津市人,天津市交通科学研究院,工程师,硕士研究生,主要研究方向为智能交通。